

논문 2007-44SC-4-1

TDOA 측정치를 이용한 가중치 추정방식의 QCLS 측위 방법

(An Efficient QCLS Positioning Method Using Weight Estimation for TDOA Measurements)

김 동 혁*, 송 승 헌*, 박 경 순*, 성 태 경**

(Dong-Hyok Kim, Seung-Hun Song, Kyoung-Soon Park, and Tae-Kyung Sung)

요 약

지상과 측위와 같이 사용자와 센서간의 거리가 짧은 경우에는 GN (Gauss-Newton) 방법을 이용하여 구한 추정치가 발산하기도 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 TDOA (Time Difference of Arrival) 측정치에 대해서는 QCLS (Quadratic Correction Least Square) 방법이 개발되었으나 추정치의 오차가 다소 크다는 문제점을 보였다. 본 논문에서는 가중최소자승법을 도입하여 기존 QCLS 방법의 성능을 개선하는 방안을 제안하였다. 제안한 방법에서 사용하는 가중행렬이 미지변수인 사용자 위치의 함수이기 때문에 먼저 가중행렬의 추정치를 구한 후 이를 이용하여 사용자 위치 추정치를 구하는 단계별 추정 방식을 제안하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안한 방법의 성능이 기존 QCLS 방법보다 항상 우수함을 보였으며, Gauss-Newton 방법이 수렴하는 경우 두 가지 방법이 대등한 성능을 보였다.

Abstract

When the sensor geometry is poor, the user position estimate obtained by of GN (Gauss-Newton) method is often diverged in radio navigation. In other to avoid divergence problem, QCLS (Quadratic Correction Least Square) method using TDOA (Time Difference of Arrival) measurements is introduced, but the estimation error is somewhat large. This paper presents the modified QCLS method using weighted least square. Since the weighting matrix is influenced by the unknown user position, two-step approach is employed in the proposed method. The weighting matrix is estimated in the first step using least square, and then find user position is obtained using weighted least square. Simulation results show that the performance of the proposed method is superior to the conventional QCLS all over the workspace.

Keywords : TDOA, QCLS, Weighted least square

I. 서 론

최근 주목을 받고 있는 위치기반서비스는 GPS 등을 이용하여 개인이나 차량 등의 위치를 파악하고 이를 이용하여 각종 서비스를 제공한다. 하지만 고층 건물이 밀집한 도심 환경에서 GPS를 사용할 경우 시선 (Line of Sight) 방향을 보장하기 어렵거나 다중경로오차가 커서 위성항법을 사용하기 어렵다. 또한 실내환경의 경우 위성신호를 수신할 수 없어 GPS를 사용할 수 없다.

이러한 문제들을 해결하기위해 다양한 방식의 무선측위 기술들이 개발되고 있으며, 초광대역 (ultra wideband), 적외선 (infrared), 초음파 (ultrasound), RFID, WLAN 등을 이용한 실내측위와 이동통신이나 WiBro 등을 이용한 지상과 측위에 대한 연구개발이 활발히 진행되고 있다.^[1]

GPS에서 주로 사용하는 항법 알고리즘은 테일러급 수를 이용하여 선형화를 하는 Gauss-Newton (GN) 방법이다. GN 방법은 반복적으로 해를 추정하며, 센서 (sensor)와 사용자 사이의 거리가 충분히 먼 경우에 적합한 방법이다. 하지만 지상과 측위나 실내측위와 같이 센서와 사용자 사이의 거리가 가까운 때에는 사용자 위치에 따른 시선(line-of-sight) 방향의 변화가 크기 때문에 GN 방법의 추정치가 발산하기도 한다.^[2~3] 이러한

* 학생회원, 충남대학교 정보통신공학과
(Department of Information and Communication Engineering, Chungnam National University)

** 정회원, 충남대학교 전기정보통신공학부
(Division of Electric and Computer Engineering, Chungnam National University)

접수일자: 2007년4월27일, 수정완료일: 2007년6월4일

문제점을 해결하기 위하여 여러 가지 다른 방식의 항법 알고리즘이 제안되었으며, 대표적으로 DFP (Davidon-Fletcher-Powell), LM (Levenberg-Marquardt) 방법, QCLS (quadratic correction least square), LCLS (linear correction least square) 등을 들 수 있다.^{[1~2],[4]}

기존의 방법 중에서 QCLS 방법은 TDOA 측정식에 대하여 1개의 종속 미지변수를 추가로 정의한 후 최소자승법을 적용하여 1차 추정치를 구하고 미지변수간의 종속관계를 이용하여 2차 추정치를 구한다. QCLS 방법은 GN 방법 등과 다르게 비반복적이어서 발산 문제가 없고 LCLS 방법 등에 비하여 계산시간도 상대적으로 적기 때문에 널리 사용되고 있다. 그러나 기존의 QCLS 방법은 잡음 모델이 복잡하여 실제로 적용할 때에는 이를 근사화한 후 1차 추정치를 구하였다. 이러한 근사화에 의하여 QCLS 방법은 측정치 잡음에 민감하며, 그 결과 추정치 오차가 상대적으로 크다는 단점을 갖는다.

본 논문에서는 기존의 QCLS 방법의 단점을 보완한 가중치 추정방식의 QCLS 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 변환된 잡음의 특성을 적절히 고려하여 가중최소자승법 (weighted least square)을 사용한다. 이때 가중치가 미지변수인 사용자 위치의 함수이기 때문에 1단계로 가중행렬을 추정한 후 추정된 가중치를 이용하여 가중최소자승법을 수행한다. 그리고 마지막으로 미지변수간의 종속관계를 이용하여 추정치를 보정한다.

II. TDOA 측정치를 이용한 가중치 추정방식의 QCLS 측위방법

1. 측정치 모델

TDOA 방식은 두 개의 센서에서 동시에 송신한 신호의 도달시간 차이를 이용하며, 하나의 센서를 기준 센서로 하여 차분 (differencing)하는 경우 다음과 같은 형태의 측정식을 갖는다.^[2]

$$r_{i,1} = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} - \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2} + n_i - n_1, \quad (1)$$

$$i = 2, 3, \dots, m$$

식에서 (x, y) 는 미지변수인 사용자의 위치, (x_i, y_i) 는 이미 알고 있는 i 번째 센서의 위치, n_i 는 i 번째 센서로부터 수신한 신호에 포함된 잡음, m 은 센서의 개수이다. 기존의 QCLS에서는 측정치 벡터 $\mathbf{r} = [r_{2,1}, r_{3,1}, \dots, r_{m,1}]^T$ 의 공분산 행렬을 다음과 같이 구하였다.^{[2],[5]}

$$\mathbf{Q} = \left\{ \frac{2T}{2\pi} \int_0^\Omega \omega^2 \frac{S(\omega)^2}{1 + S(\omega) \text{tr}(N(\omega)^{-1})} \times [\text{tr}(N(\omega)^{-1})N_p(\omega)^{-1} - N_p(\omega)^{-1}\mathbf{1}\mathbf{1}^T N_p(\omega)^{-1}] d\omega \right\}^{-1} \quad (2)$$

식에서 T 는 측정시간, Ω 는 주파수 대역폭, $\text{tr}(\cdot)$ 는 행렬의 트레이스 (trace), $S(\omega)$ 는 신호의 파워 스펙트럼 (power spectrum), $N(\omega) = \text{diag}\{N_1(\omega), \dots, N_m(\omega)\}$ 는 잡음의 파워 스펙트럼 행렬, $N_p(\omega)$ 는 $N(\omega)$ 의 우측하단 $(m-1) \times (m-1)$ 행렬, $\mathbf{1}$ 은 $N_p(\omega)$ 와 차원이 같고 모든 원소가 1인 벡터이다. 식(2)의 잡음 공분산 행렬은 계산이 복잡하기 때문에 Chan and Ho^[2]에서는 잡음 n_i 를 IID (independent and identically distributed) 백색 정규 프로세스 (white Gaussian process)로 가정하고 공분산 행렬을 다음과 같이 단순화하였다.

$$\mathbf{Q} = \sigma_{TDOA}^2 \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & \dots & 0.5 \\ 0.5 & 1 & \dots & 0.5 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.5 & 0.5 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

한편 Shin and Sung^[6]에서 차분행렬 \mathbf{S} 를 이용하여 구한 TDOA 측정잡음의 공분산행렬은 다음과 같다.

$$\mathbf{P} = \sigma_{TOA}^2 \mathbf{S} \mathbf{S}^T = \sigma_{TOA}^2 \begin{bmatrix} 2 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 2 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -1 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

식 (3)의 \mathbf{Q} 와 식(4)의 \mathbf{P} 는 공히 TDOA 측정잡음 공분산행렬을 의미하기 때문에 $\sigma_{TDOA}^2 = 2\sigma_{TOA}^2$ 의 관계를 갖는다. 이는 TOA 측정치를 차분하여 얻는 TDOA 측정치의 성질을 보여준다. 즉, TOA의 측정 잡음이 IID 백색 정규 프로세스인 경우 TDOA 측정 잡음은 차분과정에서 서로 상관되게 되고 TOA 측정 잡음의 2배의 분산을 갖는다.

2. 기존의 QCLS 방법

Chan and Ho^[2]에서 제안한 기존의 QCLS 방법은 식 (1)의 TDOA 측정치를 제공한 후 다음과 같이 재배열한다.

$$r_{i,1}^2 + x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - x_i^2 - y_i^2 - z_i^2 = -2x(x_i - x_1) - 2y(y_i - y_1) - 2z(z_i - z_1) - 2r_{i,1}d_1 + 2d_i(n_i - n_1) + (n_i - n_1)^2 \quad (5)$$

식에서 $d_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2}$ 이다. $(n_i - n_1)^2$ 가 $d_i(n_i - n_1)$ 와 비교하여 충분히 작다고 가정할 때 식(5)를 근사화한 후 $(m-1)$ 개의 TDOA 측정치에 대한 행렬식을 구하면 다음과 같다..

$$\begin{aligned} \underline{h} &= \begin{bmatrix} r_{2,1}^2 + K_1^2 - K_2^2 \\ r_{3,1}^2 + K_1^2 - K_3^2 \\ \vdots \\ r_{m,1}^2 + K_1^2 - K_m^2 \end{bmatrix} \\ &\cong -2 \begin{bmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} & z_{2,1} & r_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} & z_{3,1} & r_{3,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m,1} & y_{m,1} & z_{m,1} & r_{m,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ d_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2d_2(n_2 - n_1) \\ 2d_3(n_3 - n_1) \\ \vdots \\ 2d_m(n_m - n_1) \end{bmatrix} \quad (6) \\ &\equiv \mathbb{G} \underline{x}_a + \underline{n} \end{aligned}$$

식에서 $K_i^2 = x_i^2 + y_i^2 + z_i^2$, $x_{i,1} = x_i - x_1$, $y_{i,1} = y_i - y_1$, $z_{i,1} = z_i - z_1$ 이다. d_i 를 미지변수로 추가하고 TDOA 측정식을 재배열하여 얻은 식 (6)은 선형방정식이며, 잡음 \underline{n} 의 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Psi &= 4\mathbb{B}\mathbb{Q}\mathbb{B} \\ \mathbb{B} &= \text{diag}\{d_2, d_3, \dots, d_m\} \end{aligned} \quad (7)$$

식 (7)의 \mathbb{B} 를 구성하는 d_i 값은 사용자와 센서간의 거리이다. 하지만 TDOA 측정치에서는 이 값을 알 수 없기 때문에 Chan and Ho^[2]에서는 센서들과 사용자간의 거리가 충분히 멀다고 가정하고 기준거리 d_0 를 사용하여 $\mathbb{B} \approx d_0\mathbb{I}$ 로 근사화하였다. 이러한 경우 $\Psi \cong 4d_0^2\mathbb{Q}$ 이 되고 식 (6)을 이용하여 구한 1단계 추정치는 다음과 같다.

$$\hat{\underline{x}}_a = (\mathbb{G}^T\mathbb{Q}^{-1}\mathbb{G})^{-1}\mathbb{G}^T\mathbb{Q}^{-1}\underline{h} \quad (8)$$

\underline{x}_a 의 원소인 d_1 는 x, y, z 와 종속관계를 가지며, 추정오차 $\hat{\underline{x}}_a - \underline{x}_a = [e_x e_y e_z e_d]^T$ 가 충분히 작다고 가정할 때 다음과 같이 근사화한 관계식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \underline{f} &= \begin{bmatrix} (\hat{x}-x_1)^2 \\ (\hat{y}-y_1)^2 \\ (\hat{z}-z_1)^2 \\ \hat{d}_1^2 \end{bmatrix} \\ &\cong \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (x-x_1)^2 \\ (y-y_1)^2 \\ (z-z_1)^2 \end{bmatrix} + 2 \begin{bmatrix} (x-x_1)e_x \\ (y-y_1)e_y \\ (z-z_1)e_z \\ d_1e_d \end{bmatrix} \quad (9) \\ &= \mathbb{K}\underline{t} + \underline{v} \end{aligned}$$

오차 성분인 \underline{v} 의 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Phi &= 4\mathbb{D}\text{cov}(\hat{\underline{x}}_a)\mathbb{D} \\ &= 4\mathbb{D}(\mathbb{G}^T\Psi^{-1}\mathbb{G})^{-1}\mathbb{D} \\ \mathbb{D} &= \text{diag}\{x-x_1, y-y_1, z-z_1, d_1\} \end{aligned} \quad (10)$$

식에서 \mathbb{D} 의 x, y, z, d_1 의 값을 알 수 없기 때문에 식 (8)의 1단계 추정치인 $\hat{\underline{x}}_a$ 의 값으로 대체하여 계산한다. 식 (10)을 이용하여 2단계 추정치는 다음과 같이 구한다.

$$\hat{\underline{t}} = (\mathbb{K}^T\Phi^{-1}\mathbb{K})^{-1}\mathbb{K}^T\Phi^{-1}\underline{f} \quad (11)$$

기존의 QCLS 방법은 1단계 추정치를 구할 때 식 (7)의 \mathbb{B} 를 $\mathbb{B} \approx d_0\mathbb{I}$ 로 근사화하였다. 그러나 이러한 근사화 과정은 센서와 태그간의 거리가 충분히 먼 경우에만 적용이 가능하다. 따라서 지상과 측위와 같이 센서간의 거리가 가깝고 센서와 사용자 사이의 거리 변화가 큰 경우에는 근사화로 인하여 추정오차가 증가할 수 있다.

3. 가중치 추정방식의 QCLS 방법

이제 기존 QCLS의 성능을 개선하기 위하여 가중치 추정 방식의 QCLS 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 먼저 식 (7)의 잡음공분산 행렬을 추정 후 이를 가중치로 이용하여 최소사승법을 수행한다. 그리고 마지막 단계로 미지변수간의 종속관계를 이용하여 추정치를 보정한다.

제안한 방법의 1단계는 식 (7)의 잡음공분산 행렬 Ψ 를 구하는 것이다. 이때 \mathbb{B} 를 구성하는 d_i 의 값을 알 수 없으므로 식 (8)을 이용하여 $\hat{\underline{x}}_a = [\hat{x} \hat{y} \hat{z} \hat{d}_1]^T$ 를 1차로 추정하고 이를 이용하여 다음과 같이 Ψ 의 추정치를 구한다.

$$\hat{\Psi} = 4\sigma_{TDOA}^2 \begin{bmatrix} 2\hat{d}_2^2 & \hat{d}_2\hat{d}_3 & \dots & \hat{d}_2\hat{d}_m \\ \hat{d}_3\hat{d}_2 & 2\hat{d}_3^2 & \dots & \hat{d}_3\hat{d}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{d}_m\hat{d}_2 & \hat{d}_m\hat{d}_3 & \dots & 2\hat{d}_m^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

식에서 $\hat{d}_i = \sqrt{(\hat{x}-x_i)^2 + (\hat{y}-y_i)^2 + (\hat{z}-z_i)^2}$ 이다. 제안한 방법의 2단계 추정치는 식 (6)과 식 (12)를 이용하여 다음과 같이 구한다.

$$\hat{\underline{x}}_a' = (\mathbb{G}^T\hat{\Psi}^{-1}\mathbb{G})^{-1}\mathbb{G}^T\hat{\Psi}^{-1}\underline{h} \quad (13)$$

3단계 추정치는 기존의 QCLS에서와 같이 \underline{x}_a 의 원소인 d_1 와 x, y, z 의 종속관계를 이용하여 식 (11)로부터 $\hat{\underline{t}}$ 을 구한다. 이때 유의할 점은 식 (11)에서 사용하

는 Φ 를 구할 때 $\Psi \cong 4d_0^2 Q$ 대신 식 (12)의 $\hat{\Psi}$ 를 이용하여 다음과 같이 구해야 한다는 것이다.

$$\Phi = 4D(G^T \hat{\Psi}^{-1} G)^{-1} D \quad (14)$$

식 (11)을 이용하여 $\hat{t} = [\hat{p} \ \hat{q} \ \hat{r}]^T$ 을 구하면 Chan and Ho^[2]에서와 같이 최종적인 사용자의 위치 추정치 $\hat{x}_f = [\hat{x}' \ \hat{y}' \ \hat{z}']^T$ 는 다음과 같다.

$$\hat{x}_f = \begin{bmatrix} \hat{x}' \\ \hat{y}' \\ \hat{z}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \pm \sqrt{\hat{p}} \\ y_1 \pm \sqrt{\hat{q}} \\ z_1 \pm \sqrt{\hat{r}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

식 (15)의 최종 추정치를 구할 때 부호의 모호성 (ambiguity) 문제가 발생하며, 이는 식 (13)의 2단계 추정치와 같은 부호를 선택함으로써 해결할 수 있다.

III. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 가중치 추정방식의 QCLS 측위 방법의 성능을 분석하기 위하여 MATLAB을 이용한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였으며, GN 방법 및 기존의 QCLS 방법과 성능을 비교하였다. 작업공간의 크기는 실내측위를 고려하여 22×22 [m]로 설정하였다. 센서의 배치는 그림 1과 같이 배치하였고 센서의 좌표는 (-11, 11, 5), (11, 11, 5), (11, -11, 5), (0, 11, 5), (11, 0, 2)으로 설정하고 시뮬레이션을 수행하였다. 5개의 센서 중에서 1개 센서의 높이가 다른 이유는 센서의 높이가 모두 같을 경우 최소 자승법으로 해를 구할 때 행렬의 특이성 (singularity) 문제로 인하여 해를 구할 수 없기 때문이다.

센서에 대한 사용자의 기하학적 배치, 즉 DOP (dilution of precision)에 따른 성능을 분석하기 위하여 사용자의 위치를 x, y축에 대하여 -10[m]에서 10[m]까

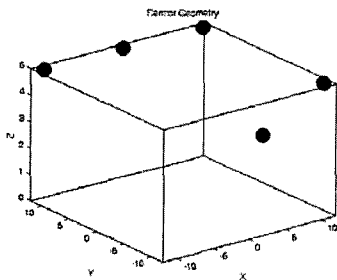


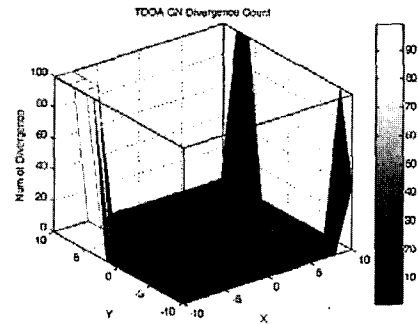
그림 1. 센서 배치
Fig. 1. Sensor Geometry.

지 2[m]씩 변화시키면서 121개의 기준점에서 시뮬레이션을 수행하였고 사용자의 높이는 1[m]로 고정하였다. 몬테카를로 (Monte Carlo) 시뮬레이션을 위하여 각각의 기준점에서 100회의 시행을 반복하여 통계적 수치를 구하였으며, 거리 추정오차를 다음과 같이 구하였다.

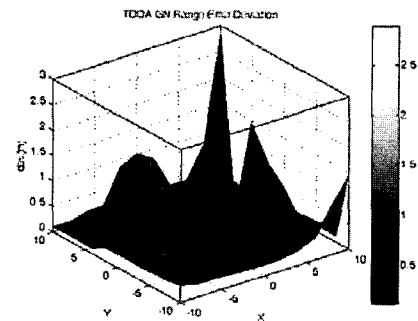
$$e_r = E\{\sqrt{(x-\hat{x})^2 + (y-\hat{y})^2}\} \quad (16)$$

시뮬레이션을 위한 측정 잡음은 IID 백색 정규 프로세스로 가정하였으며, 식 (4)의 σ_{TDOA}^2 은 0.02[m]로 설정하였다.

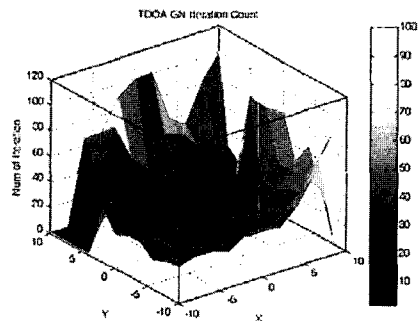
GN 방법의 시뮬레이션 결과는 그림 2와 같다. 그림



(a) 발산횟수 (Number of divergence)



(b) 거리 추정오차 (Range estimation error)



(c) 반복횟수 (Number of iteration)

그림 2. GN 방법의 시뮬레이션 결과
Fig. 2. Simulation results of GN method.

표 1. GN 방법의 거리 추정오차

Table 1. Range estimate error of GN method.

X \ Y	-10	-8	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
-10	0.27	0.28	0.28	0.24	0.23	0.27	0.22	-	-	-	-
-8	0.26	0.27	0.23	0.22	0.22	0.21	0.19	0.19	-	-	-
-6	0.26	0.21	0.22	0.19	0.18	0.18	0.17	0.18	0.18	0.20	0.20
-4	0.22	0.21	0.18	0.18	0.16	0.16	0.19	0.16	0.17	0.18	0.22
-2	0.23	0.20	0.18	0.17	0.17	0.15	0.15	0.15	0.21	0.17	0.85
0	0.24	0.22	0.18	0.17	0.16	0.16	0.15	0.15	0.15	1.16	1.07
2	0.24	0.21	0.18	0.16	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.18	0.80
4	0.30	0.20	0.18	0.16	0.16	0.23	0.16	0.16	0.15	0.18	0.19
6	0.38	0.23	0.19	0.18	0.17	2.11	0.16	0.16	0.16	0.16	0.17
8	1.05	0.36	0.19	0.19	0.17	1.44	1.05	0.28	0.19	0.20	0.79
10	1.93	-	0.19	0.20	0.18	0.52	0.16	0.18	-	-	2.53

2.(a)에서 보는 바와 같이 센서가 설치된 지역에 사용자가 가까이 위치한 경우에는 100번의 시행에서 모두 발산하는 양상을 보인다. 이와 같이 해가 발산하는 경우에는 추정오차의 계산에서 제외하였다. 또한 그림 2.(b)에서 보는 바와 같이 추정오차 값이 급격히 증가하는 부분이 부분적으로 존재한다. 이는 실제 위치가 아닌 지역 최소값(local minima)으로 해가 수렴하는 경우가 발생하기 때문이며, 이러한 경우에는 그림 2.(c)에서와 같이 반복횟수가 50회 이상으로 증가하여 수렴속도가 길어지는 현상이 발생하였다. DOP이 양호한 지역(작업공간의 중심지역)에서는 100회 모두 참값에 수렴하며, 이러한 경우 추정오차가 작업공간의 중심지역에서 약 0.15~0.2[m]이고 센서가 설치된 위치와 가까운 지역에서는 참값으로 수렴할 때에도 약 0.7[m]까지 증가한다. 표 1에 GN 방법의 거리 추정오차를 수치적으로 자세하게 나타내었다. 표에서 '-'는 추정치가 발산한 경우를 나타낸다. 그림 2와 표 1에서 보는 바와 같이 GN 방법은 DOP에 민감하여 DOP이 좋은 지역에서는 우수한 성능을 나타내지만 DOP이 좋지 않은 지역에서는 해가 발산하거나 참값이 아닌 값으로 수렴하는 경우가 발생할 수 있음을 알 수 있다.

기존 QCLS 방법의 시뮬레이션 결과는 그림 3과 같다. QCLS 방법은 비반복적이어서 추정치가 발산하는 경우가 발생하지 않는다. 추정오차는 작업공간의 중심 부분에서는 약 0.25~0.3[m]이고 DOP이 좋지 않은 모서리 지역에서는 약 0.45~0.6[m]로 증가한다. GN 방법이 참값에 수렴하는 경우에는 기존의 QCLS보다 우수한 측위 성능이 보이고 있으며, QCLS 방법이 GN 방법보다 DOP에 덜 민감하다는 것을 알 수 있다. 표 2는 기존 QCLS 방법의 거리 추정오차를 수치적으로 자세하게 나타낸 것이다.

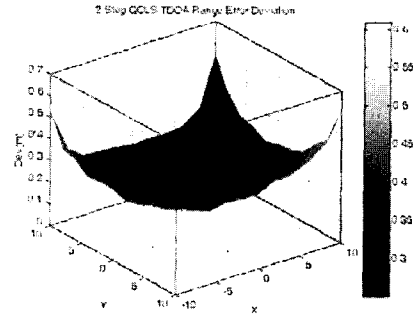


그림 3. 기존 QCLS 방법의 거리 추정오차

Fig. 3. Range estimate error of conventional QCLS method.

표 2. 기존의 QCLS 방법의 거리 추정오차

Table 2. Range estimate error of conventional QCLS.

X \ Y	-100	-80	-60	-40	-20	0	20	40	60	80	100
-100	0.40	0.37	0.35	0.33	0.31	0.33	0.33	0.32	0.37	0.39	0.52
-80	0.37	0.34	0.30	0.30	0.30	0.30	0.30	0.28	0.29	0.30	0.33
-60	0.34	0.32	0.30	0.28	0.28	0.28	0.27	0.28	0.27	0.27	0.28
-40	0.35	0.31	0.29	0.28	0.27	0.27	0.27	0.26	0.26	0.26	0.27
-20	0.35	0.32	0.29	0.27	0.25	0.26	0.26	0.25	0.25	0.26	0.26
0	0.35	0.31	0.29	0.27	0.26	0.25	0.26	0.26	0.26	0.26	0.26
20	0.39	0.34	0.30	0.27	0.25	0.25	0.25	0.25	0.26	0.26	0.26
40	0.39	0.33	0.30	0.28	0.26	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.26
60	0.43	0.36	0.32	0.28	0.26	0.26	0.26	0.25	0.26	0.26	0.26
80	0.48	0.42	0.34	0.30	0.27	0.27	0.27	0.27	0.29	0.29	0.32
100	0.61	0.45	0.39	0.32	0.30	0.29	0.27	0.31	0.33	0.40	0.54

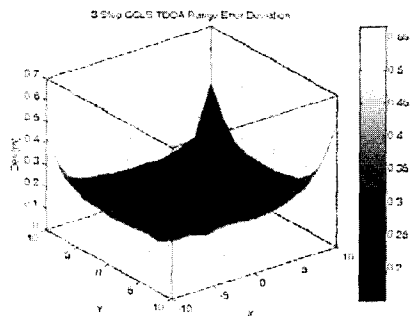


그림 4. 제안한 QCLS 방법의 거리 추정오차

Fig. 4. Range estimate error of proposed QCLS method.

본 논문에서 제안한 가중치 추정방식의 QCLS 방법의 시뮬레이션 결과는 그림 4와 같다. 추정오차는 작업공간의 중심부분에서는 약 0.15~0.17[m]이고 DOP이 좋지 않은 모서리 지역에서는 약 0.3~0.6[m]로 증가한다. 제안한 방법은 작업공간의 모든 위치에서 기존의 QCLS 방법보다 우수한 측위 성능을 보이며, 대부분의 위치에서 0.1m 이상 우수한 성능을 보인다. 또한 GN 방법이 수렴하는 지역에서도 제안한 방법의 성능이

표 3. 제안한 QCLS 방법의 거리 추정오차

Table 3. Range estimate error of proposed QCLS method.

X \ Y	-100	-80	-60	-40	-20	0	20	40	60	80	100
-100	0.30	0.24	0.24	0.23	0.23	0.22	0.23	0.24	0.28	0.33	0.43
-80	0.28	0.21	0.22	0.20	0.21	0.19	0.19	0.19	0.19	0.19	0.23
-60	0.25	0.22	0.20	0.19	0.18	0.17	0.17	0.18	0.18	0.18	0.19
-40	0.27	0.21	0.20	0.18	0.16	0.17	0.16	0.16	0.16	0.16	0.17
-20	0.26	0.21	0.19	0.17	0.16	0.16	0.15	0.15	0.16	0.16	0.16
0	0.25	0.22	0.18	0.16	0.15	0.15	0.15	0.15	0.16	0.16	0.16
20	0.26	0.23	0.19	0.17	0.16	0.15	0.15	0.15	0.15	0.16	0.16
40	0.28	0.26	0.21	0.17	0.16	0.15	0.15	0.15	0.15	0.16	0.16
60	0.32	0.27	0.22	0.18	0.17	0.15	0.15	0.15	0.16	0.16	0.18
80	0.40	0.31	0.25	0.20	0.18	0.17	0.16	0.17	0.18	0.21	0.21
100	0.57	0.38	0.27	0.22	0.20	0.19	0.19	0.20	0.22	0.30	0.43

GN 방법과 대등하다는 것을 알 수 있다. 표 3에 제안한 방법의 거리 추정오차를 수치적으로 자세하게 나타내었다.

표 2와 표 3으로부터 기존의 QCLS 방법과 제안한 QCLS 방법의 성능을 비교하였다. 비교결과는 121개의 각 측위점에서 제안한 방법이 기존의 방법보다 평균 27% 적은 추정오차를 갖는 것을 알 수 있었다. 또한 표 1과 표 3의 비교를 통해 수렴할 경우의 GN 방법의 표준편차와 제안한 QCLS 방법의 표준편차가 비슷한 것을 볼 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 위성을 이용하지 않는 지상과 측위에 서 센서와 사용자 사이의 거리가 가까운 경우에 적합한 측위 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 TDOA 측정치를 이용하는 가중치 추정 방식의 QCLS 방법이며, 측정잡음의 특성을 적절히 고려함으로써 보다 정확한 추정치를 구할 수 있도록 하였다. 또한 제안한 방법은 추정치가 발산하는 문제가 없고 반복횟수도 적다. 시뮬레이션 결과 제안한 방법은 기존의 QCLS 방법보다 평균 27% 성능이 우수하며, GN 방법이 참값으로 수렴하는 경우와 비교해서 대등한 성능을 보임을 확인하였다. 따라서 제안한 방법을 지상과 측위에 적용하면 사용자의 위치에 관계없이 항상 우수한 측위 성능을 갖는 시스템을 구현할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] I. Oppermann, M. Hämmäläinen, J. Iinatti, "UWB

Theory and Applications," John Wiley & Sons Ltd, Chichester, 2004.

- [2] Y. T. Chan and K. C. Ho, "A simple and efficient estimator for hyperbolic location," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol.42, pp.1905-1915, Aug. 1994.
- [3] 김동혁, 성태경, "Gauss-Newton 방법을 이용한 무선 측위 방식의 특성 및 성능비교," *2006 제어자동화 심포지엄*, pp. 39-44, 6. 2006.
- [4] Y. Huang, J. Benesty, G.W. Elko, and R.M. Mersereau, "Real-Time Passive Source Localization : A Practical Linear-Correction Least-Square Approach," *IEEE Trans. Speech and Audio Processing*, vol.9, pp. 943-955, Nov. 2001.
- [5] W. R. Hahn and S. A. Tretter, "Optimum processing for delay-vector estimation in passive signal arrays," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-19, pp. 608-614, Sep. 1973.
- [6] D.H. Shin and T.K. Sung, "Comparisons of Error Characteristics between TOA and TDOA positioning," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 38, No. 1, pp. 307-311, Jan. 2002.

저 자 소 개



김 동 혁(학생회원)
2005년 충남대학교 정보통신
공학부 학사졸업.
2007년 충남대학교 정보통신
공학과 석사졸업.
2007년~현재 충남대학교 정보
통신공학과 박사과정.

<주관심분야 : GPS & GNSS, Signal Processing,
IR-UWB>



송 승 현(학생회원)
2006년 충남대학교 정보통신
공학부 학사졸업.
2007년~현재 충남대학교 정보
통신공학과 석사과정.
<주관심분야 : WiBro, GPS &
GNSS>



박 경 순(학생회원)
2006년 충남대학교 정보통신
공학부 학사졸업.
2007년~현재 충남대학교 정보
통신공학과 석사과정.
<주관심분야 : Signal Processing,
Zigbee, Navigation>



성 태 경(정회원)
1984년 서울대학교 제어계측
공학과 학사졸업.
1986년 서울대학교 제어계측
공학과 석사졸업.
1992년 서울대학교 제어계측
공학과 박사졸업.
1997년~현재 충남대학교 전기정보통신공학부
교수.
<주관심분야 : GPS & GNSS, 무선측위 신호처
리, 텔레매틱스>